ChinaXiv合作期刊

第39卷 第6期
2022年11月

干 旱 区 研 究
ARID ZONE RESEARCH

Vol. 39 No. 6
Nov. 2022

宁夏东部半干旱区典型植物群落遥感分类特征

庞海威[1]，余 殿[2]，任成宝[2]，张 玉[1]，郑彩之[1]，
郭佳诚[1]，边 振[1]，桑国庆[1]

（1. 济南大学水利与环境学院，山东 济南 250022；
2. 宁夏回族自治区哈巴湖国家级自然保护区管理局，宁夏 吴忠 751100）

摘 要：以宁夏哈巴湖国家级自然保护区为研究区域，对区域尺度上典型植物群落遥感提取信息进行研究，验证基于多时相Landsat 8数据对该地区植物群落提取的适用性。在最佳指数因子的基础上，确定最优波段组合；同时结合面向对象的分类方法，对比分析采用单期影像与2期影像不同波段组合的共计8组分类实验，探究多时相数据对分类精度的影响。结果表明：（1）不同分割参数设置对分类精度有一定影响，紧致度因子和形状因子分别在0.7和0.1时，达到实验最优分类效果；（2）研究区内人工大面积种植的植被，其分类效果较好，白刺、芨芨草等天然混生的植物群落容易造成误分混分；（3）由最终分类精度可知，采用多时相数据进行分类可大大提高分类精度，较单时相数据总体分类精度和Kappa系数最大提升了8.24%和0.10，可有效提高研究区植被信息的提取精度。

关键词：面向对象分类；多时相数据；植物群落；波段组合；分类精度；半干旱区

植物群落是在特定的气候、土壤和地形条件下发育的植物群体单位，是土地基本属性的综合指标，在环境修复和提高生物多样性方面发挥着重要作用[1]；尤其在干旱半干旱地区，植被对于荒漠化防治起到关键作用[2]。因此，如何准确获取植物群落分布区域，是对其进一步认识和保护的前提，也是生态恢复和生态建设的重要依据。

目前，对植被的提取手段主要以人工实地调查和遥感技术为主，凭借遥感技术在时间和空间尺度上的优势，借助其实现的植被分类方式已被大量地应用于植被信息提取及动态变化监测中[3-6]。其中，普通的多光谱数据和高分多光谱数据使用较为普遍；而Landsat、Spot等能达到20~30 m空间分辨率的影像数据，更适合基于中尺度的植被提取[7-8]。例如，Brewer等[9]以Spot影像和航空影像为数据源，分别采用面向对象分类和目视解译的方法提取研究区内森林类别，通过对比面向对象的分类方法有更好的效果；Bross等[10]利用2002—2009年的Landsat影像数据监测河岸植被的变化，比较非监督分类与植被指数NDVI阈值分类2种方法。结果发现，NDVI阈值分类法较好；付伟等[11]选取2010年Landsat 5和2010年Landsat 8遥感影像，根据其光谱特征曲线和纹理波段，实现对福建省长汀县河田地区的植被分类和植被类型变化的研究；章晓洁等[12]采用Sentinel-2A多光谱成像仪（MSI）和Landsat 8陆地成像仪影像（OIL）基于最大似然比分类获得了普陀山岛上植被及其他地物分布情况。

面向对象的分类方法充分利用分类对象所包含的光谱信息、纹理结构和空间语义等多方面特征，有效地避免“椒盐”现象，弥补了传统基于像元分类方法仅利用光谱信息的不足[13-14]。已在高空间分辨率遥感信息提取方面成为主流技术[15]，也有一些学者将其应用于中分辨率影像的信息提取并取得较好的效果。任传帅等[16]利用Spot-6数据采用面向对象分类法对三亚市西部地区芒果林进行提取，验证了面向对象的分类方法能较大幅度地提高芒果林的分类精度；Douglas等[17]基于Landsat 8数据研究了波兰和乌克兰交界处杂农业景观的土地覆

收稿日期：2022-04-20； **修订日期：**2022-08-23
基金项目：国家自然科学基金“多源遥感信息融合的宁夏东部湿地演变规律研究(31400619)”
作者简介：庞海威(1999-)，男，硕士研究生，主要从事生态遥感及水文水资源方面研究. E-mail: 1152700401@qq.com
通讯作者：边振. E-mail: stu_bianz@ujn.edu.cn

chinaXiv:202301.00133v1

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202301.00133v1

盖和土地利用分类结果。然而，面向对象分类方法在中分辨率遥感影像分类方面多集中在土地利用/覆被、农作物、森林树种的识别提取[18]；且采用多源遥感数据可避免单一遥感数据源在光谱和空间分辨率上的缺陷，将多源遥感数据协同多特征进行地物分类也可提高最终分类精度[19]。同时由于同物异谱和同谱异物现象的存在，采用单时相影像数据对植被信息的提取存在一定的偏差，如何借助多时相数据，在避免信息冗余的情况下，提高分类精度值得进一步研究。

宁夏哈巴湖国家级自然保护区位于鄂尔多斯台地西缘，年降水量少且蒸发剧烈，动植物地理区系成分复杂，在半干旱荒漠草原区具典型性和代表性。本文以该保护区为研究区域，基于Landsat 8多时相遥感数据、无人机正射影像等多源遥感数据，对研究区内具有显著生态修复作用的植物群落进行光谱特征提取，并利用面向对象分类方法进行区域尺度的分类研究；最终获得区域尺度的植物群落分布信息，为宁夏哈巴湖国家级自然保护区生态保护和可持续利用政策提供理论依据。

1　数据和方法

1.1　研究区概况

宁夏哈巴湖国家级自然保护区（以下简称保护区，图1）位于宁夏回族自治区盐池县中北部，地理位置为106°53′26″~107°39′38″E，37°37′17″~38°02′04″N，总面积840 hm²。海拔高度1200~1622 m，大部分为缓坡滩地。保护区属于中温带干旱气候区，具典型的大陆性气候特征，属荒漠草原-湿地生态系统类型，年平均气温7.1 ℃，年平均降水量285 mm，主要集中在7—9月，年均蒸发量2727.4 mm，是全年降水量的9.6倍。

1.2　数据来源及处理

1.2.1　无人机数据　利用装载MicaSense RedEdge-MX多光谱相机的无人机，于2021年7月20—24日对保护区实地调查区域内9种典型植物群落光谱数据进行采集（图2），飞行高度50 m以内，得到蓝、绿、红、红边、近红外5个窄带光谱波段，地面分辨率在2 cm以内，并经过ENVI 5.1软件最邻近法重采样至30 m分辨率。

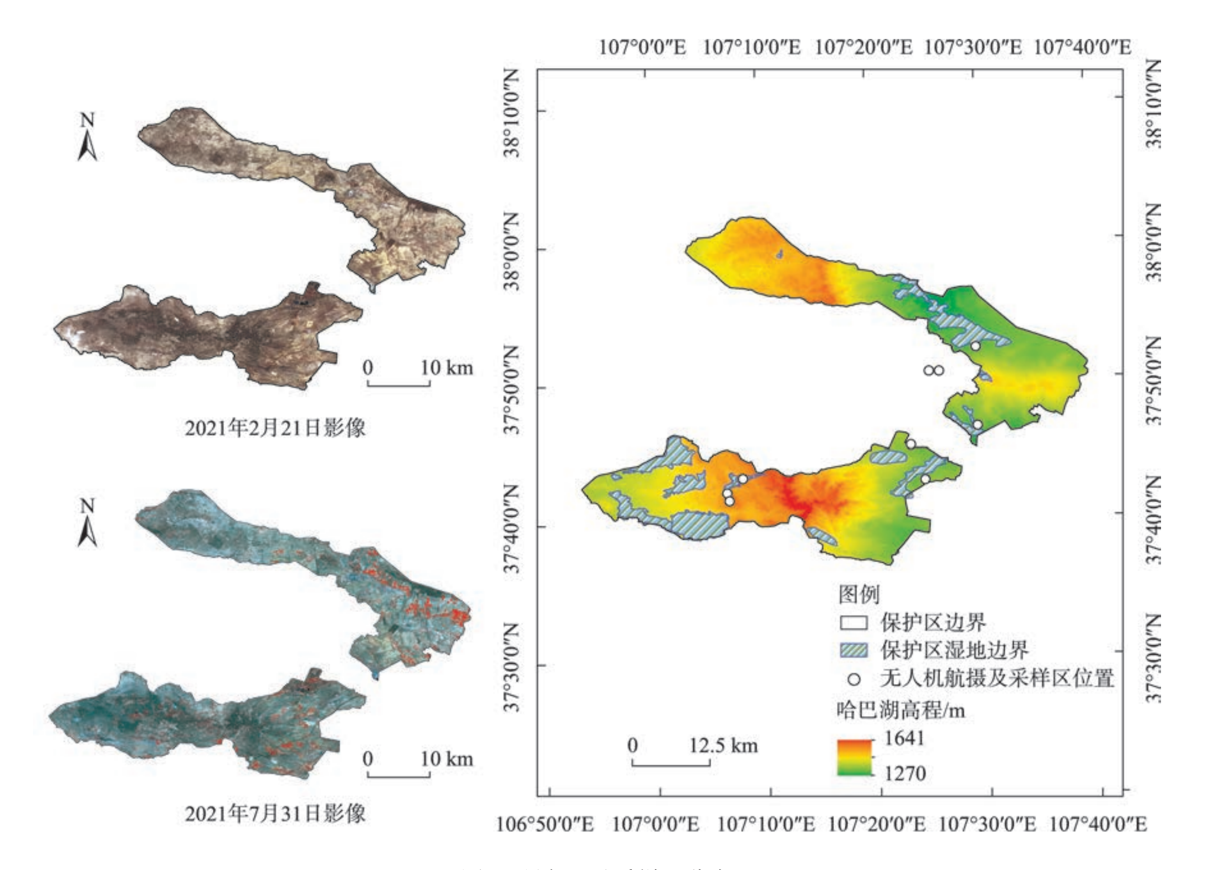


图1　研究区及采样区分布

Fig. 1　Distribution of study area and sampling area

ChinaXiv合作期刊

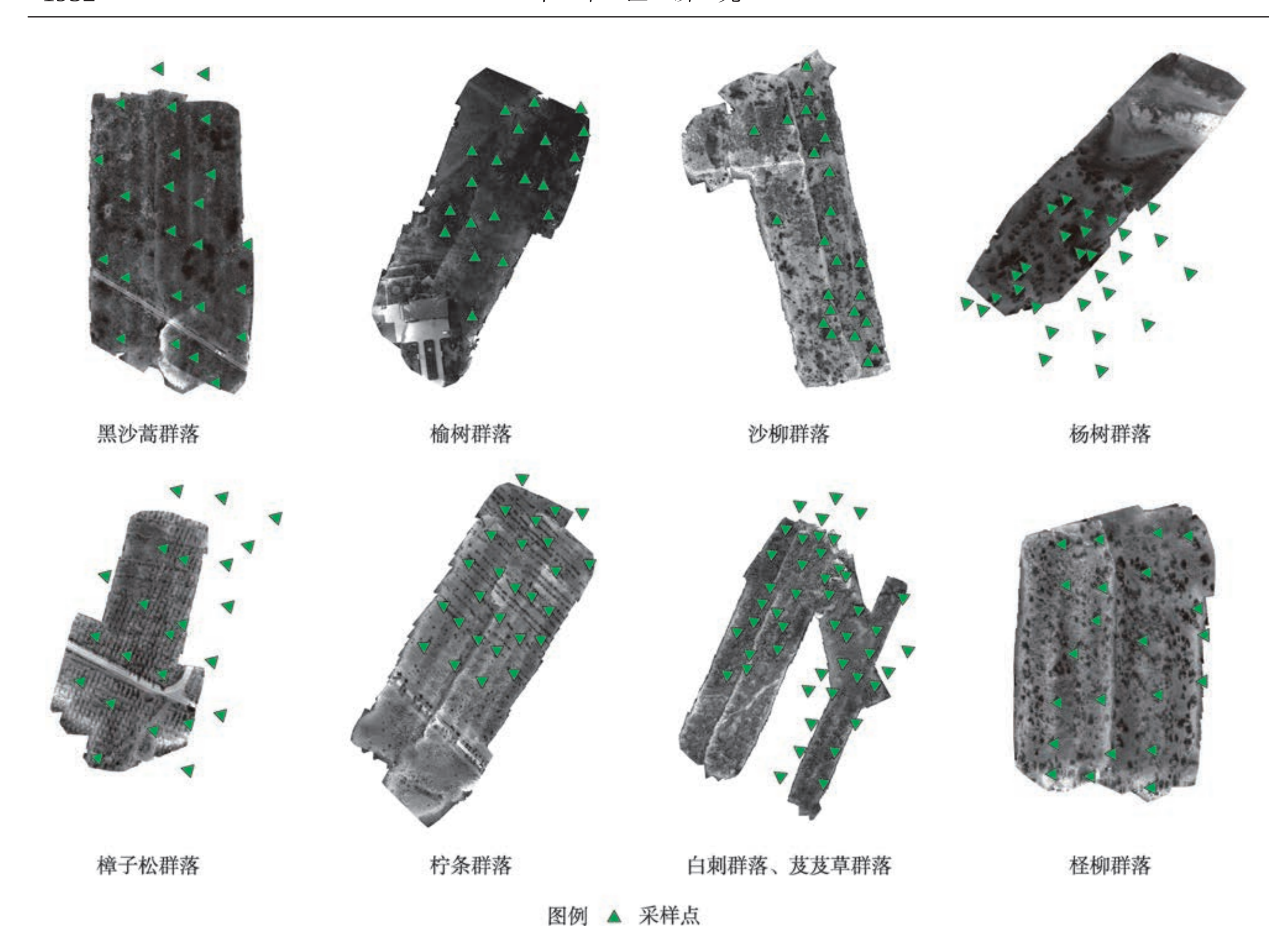


图2 典型植物群落多光谱正射影像及采样点分布

Fig. 2 Multispectral orthophoto images of typical plant communities and distribution of sampling points

chinaXiv:202301.00133v1

常规无人机影像数据作为遥感影像解译及分类结果验证的支撑，相同时间段对同地区典型植物群落进行了无人机飞行试验，飞行高度120 m以内，并通过pix4Dmapper软件进行无人机航摄影像处理，通过图像筛选、匀色、图像同名点匹配、点云计算、图像拼接等步骤，生成拍摄区域可见光正射影像（DOM，Digital Orthophoto Map），地面分辨率均在3 cm以内。

1.2.2 Landsat 8数据 本研究使用的Landsat 8遥感影像，主要来自美国地质调查局（USGS）网站和地理空间数据云网站，影像获取时间分别为2021年2月21日和7月31日，采集范围为保护区范围，云量低于5%，并通过辐射定标、大气校正等预处理，数据质量良好。

1.3 研究方法

面向对象分类方法在考虑光谱信息的同时，加入结构和纹理信息，使判断依据丰富，减少误分混分，适用于研究区植被资源复杂且植物群落相间生长的实际情况；同时相较于传统基于像元的分类方法，在很大程度上克服了“同物异谱”和“同谱异物”现象的负面影响[20-21]。其原理是通过对影像的分割使同质像元组成大小不同的对象，主要由影像分割和信息提取两部分组成；本研究基于eCognition软件实现面向对象分类，分类过程中影像均经过标准假彩色变换。

1.3.1 波段优选方法 最佳指数法（Optimum Index Factor，OIF）是一种在波段提取中较普遍使用的特征波段提取方法，是基于波段间相关性系数以及波段间的标准差来反映波段组合信息质量的一种方法，数值越大则代表波段中富含信息越丰富，波段间信息冗余小[22]，计算公式为：

$$\mathrm{OIF}=\frac{\sum_{i=1}^{n}S_i}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\left|R_{ij}\right|}$$

式中：OIF表示最佳因子指数；S_i为第i个波段的标准差，数值越大即波段内富含信息越丰富；R_{ij}为第i和

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202301.00133v1

第j波段的相关系数，数值越大代表两波段间信息重叠程度高，冗余大；n为所选波段的波段数（一般为3）。

1.3.2　*多尺度分割*　多尺度分割（multiresolution segmemntation，MRS），其原理为首先计算各个波段的权重和综合特征值，随后计算出所有波段的加权特征值，然后将所有波段的权重特征与其之前所设置的阈值进行对比，重复迭代运算直到加权值大于阈值为止即完成分割过程。影响分割结果主要是尺度、形状、紧密度和参与分割图层所属权重4个因素[23]。

（1）波段权重

在分割过程中，参与分割的影像层权重设置越大，则影像层所包含的信息将被较多考虑；本文将添加进来的分割图层权重均设为1。

（2）分割尺度

最优分割尺度的选择是多尺度分割过程中的关键步骤[24]。但对于所选取的典型植物群落分割尺度尚未有统一标准，本文尝试多个分割尺度分割后的目视效果来确定分割尺度。

（3）同质性因子

同质性为多尺度分割中非常重要的指标，其由形状因子（Shape）和紧致度（Compactness）两部分构成。紧致度影响着最终分割出的对象之间大小差异程度，在尺度和形状参数一定的情况下，紧致度越小则越细碎，形状因子设置越大则分割出的斑块差异越小[25]。

1.3.3　*最邻近分类算法*　最邻近分类算法需在确定地物类别的基础上，选择各分类类别具有代表性的对象作为训练样本，通过配置合适的特征空间，最后根据待分类对象与各类型之间隶属度值完成分类，需对每一个分类均定义样本和特征空间[26]。

本文在定义9种典型植物群落外，另加入水体和其他（研究区建筑用地、道路、扰动用地、沙地及盐碱地）2类分类对象，共11类对象；本文的特征空间主要由Landsat 8包含的7个波段以及构建的植被指数计算得到（表1）。

1.3.4　*精度评价*　为控制人为主观因素对分类结果的影响，分类过程中使用同一个分类样本库，并保证精度验证利用同一套基于像素的混淆矩阵，以此来提高精度评价结果的可信度[27-28]，具体实验方案设计见表2。

表1　面向对象过程中使用的特征空间

Tab. 1　Feature space used in object-oriented processes

类别	数据层	对象属性名称	对象特征
光谱特征	Coastal Blue Green Red Nir SWIR1 SWIR2	Mean、Max、Brightness、Standard	分割图层平均值、最大值、标准差及参与波段亮度加权平均值
植被指数	NDVI	NDVI	平均值和标准差

表2　分类实验分组

Tab. 2　Classification experiment grouping

实验方案	波段组合
A	最优3波段（7月31日影像）
B	最优3波段（7月31日影像）+波段1（2月21日影像）
C	最优3波段（7月31日影像）+波段2（2月21日影像）
D	最优3波段（7月31日影像）+波段3（2月21日影像）
E	最优3波段（7月31日影像）+波段4（2月21日影像）
F	最优3波段（7月31日影像）+波段5（2月21日影像）
G	最优3波段（7月31日影像）+波段6（2月21日影像）
H	最优3波段（7月31日影像）+波段7（2月21日影像）

2　结果与分析

2.1　典型植物群落选取及光谱特征提取

鉴于使用的Landsat 8卫星遥感影像空间分辨率为30 m，故在植物群落选择方面，除保证植物群落集中连片分布、优势种明显外，还应保证群落地面分布范围大于30 m尺度。根据研究区植被生长现状及实地考察结果，确定了9种典型植物群落，如表3所示。

基于无人机航摄区域多光谱正射影像（图2），

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202301.00133v1

表3 植物群落分类

Tab. 3 List of plant community classification system

植被	群系组	群落型
植被	盐生灌丛	白刺群落(*Nitraria tangutorum*)
	丛生禾草盐生草甸	芨芨草群落(*Achnatherum splendens*)
	沙地落叶灌丛及半灌丛	柠条群落(*Caragana microphylla*)
		黑沙蒿群落(*Artemisia desertorum*)
	沙地人工落叶灌木林	沙柳群落(*Salix cheilophila*.)
	盐碱地人工落叶灌木林	柽柳群落(*Tamarix chinensis*)
	人工寒温性针叶松林	樟子松群落(*Pinus sylvestris* var. *mongolica*)
	人工温性落叶阔叶林	杨树群落(*Populus*)
		榆树群落(*Ulmus pumila*)

在各个植物群落上共选取216个采样点(部分采样点在正射影像基础上依据Landsat 8纹理信息适当扩大区域选取),利用ArcGIS 10.7软件提取出采样点对应Landsat 8影像光谱值,经算术平均后做出9种典型植物群落2021年2月21日与7月31日2期Landsat 8卫星影像光谱曲线图(图3、图4)。从结果来看,2月21日影像各植物群落间形成了较稳定的反射率排序,各波段突变不大,但不同群落间在各波段的稳定差异性,是非生长季植物群落植株与土壤背景光谱特征的综合反应,这种信息与植物生长旺盛时期的光谱特征信息差异性较大,对丰富时间维度上的光谱特征具有一定作用;7月31日影像植物群落在前4个波段形成了较稳定的反射率,但在第3、4波段反射率差距逐渐拉大,随之在第5波段产生突变,反射率急剧上升,形成了新的反射率排序,这是由于植被叶片内部构造在红光波段和近红外波段形成的"红边"现象;在第6、7波段,属于大气水强吸收波段,在这两波段内,又形成了相似的反射率排序。

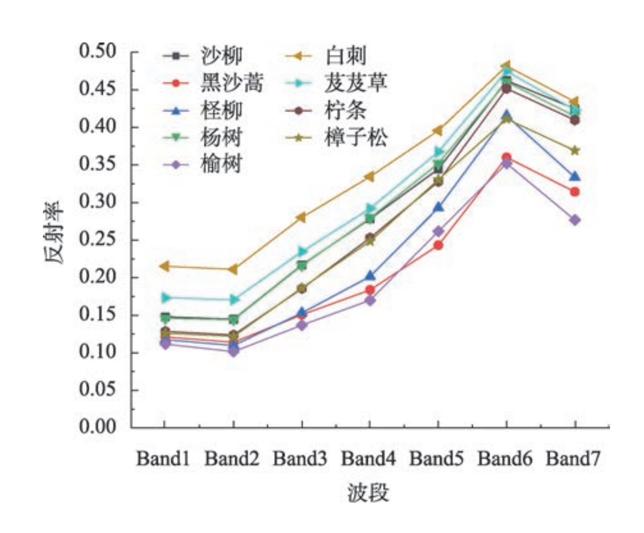


图3 2021年2月21日典型植物群落光谱

Fig. 3 Spectral curve of typical plant community on February 21, 2021

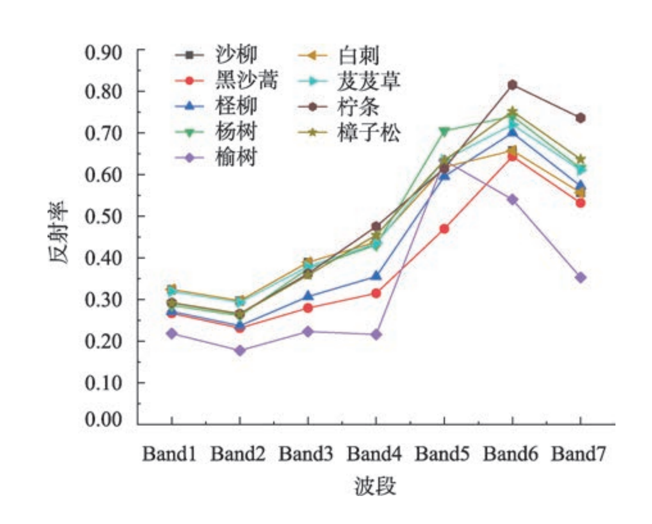


图4 2021年7月31日典型植物群落光谱

Fig. 4 Spectral curve of typical plant community on July 31, 2021

2.2 最佳波段选择

通过OIF计算公式,计算得到各波段间相关系数(表4)以及35种波段组合的OIF值,按其数值大小取前10名依次排序如表5所示,要确定最终最佳波段组合还需结合各植物群落光谱特征。从提取出的植物群落光谱曲线(图4)来看,在B4波段(Red波段)呈现较大的差异,随之在B5波段(NIR波段)原有排序被打破,光谱反射率差异明显增强,加之B4和B5相关系数(表4)最小,初步确定最佳波段需包含B4、B5波段;同时波段4、5、7组合标准差和较大,相关系数和较小,表明其包含信息丰富且波段间信息冗余小。因此,最终确定最佳波段组合为4、

ChinaXiv合作期刊

表4　波段间相关系数矩阵

Tab. 4　Correlation matrix

Correlation	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6	Band7
Band 1	1.00						
Band 2	0.99	1.00					
Band 3	0.98	0.99	1.00				
Band 4	0.95	0.96	0.99	1.00			
Band 5	0.85	0.83	0.85	0.81	1.00		
Band 6	0.91	0.92	0.95	0.96	0.88	1.00	
Band 7	0.90	0.91	0.95	0.97	0.82	0.99	1.00

表5　OIF值前10排名组合

Tab. 5　OIF value top 10 ranking combination

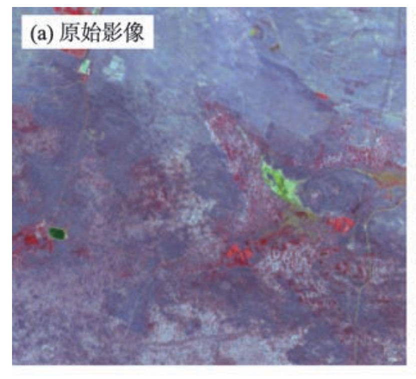
OIF值排序	波段组合	标准差和	相关系数和	OIF
1	4、5、7	3363.75	2.60	1293.63
2	5、6、7	3389.62	2.69	1261.78
3	4、5、6	3196.66	2.65	1206.68
4	4、6、7	3440.88	2.92	1179.95
5	3、5、7	3023.22	2.62	1153.20
6	2、5、7	2774.02	2.56	1082.91
7	3、6、7	3100.36	2.89	1071.73
8	3、4、5	2830.26	2.66	1065.43
9	3、5、6	2856.13	2.68	1064.29
10	1、5、7	2721.39	2.57	1058.27

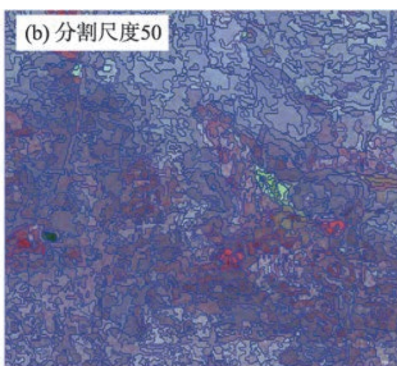
5、7。

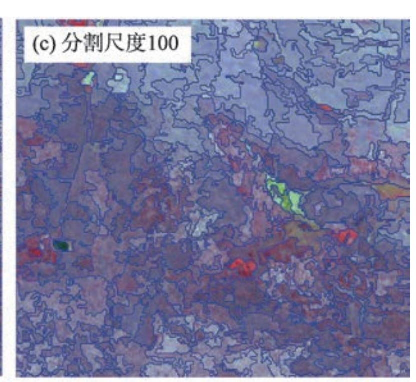
2.3　分割参数选择

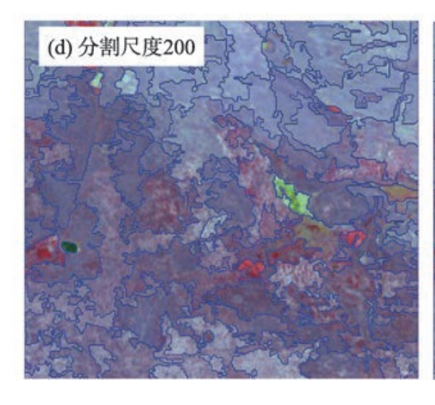
2.3.1　分割尺度选择　实验中分别以50、100、200、1000四个分割尺度进行筛选(图5)。在分割尺度为50时,过度分割,结果过于细碎;分割尺度为200和1000时,植物群落细节分割不够,结果过于粗糙;分割尺度为100时,结果较为合理,能较为完整反映地物信息。

2.3.2　同质性因子确定　从目视解译效果来看,分别控制紧致度与形状因子不变,实验组效果如图6所示。控制分割尺度100、紧致度0.5,将形状因子比例系数设置0.1、0.3、0.5做对比,分别对应图6a、









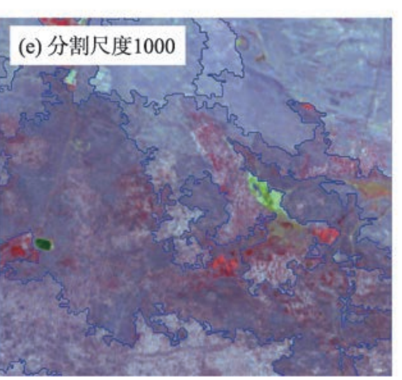


图5　不同分割尺度下分割结果

Fig. 5　Segmentation results under different segmentation scales

chinaXiv:202301.00133v1

ChinaXiv合作期刊

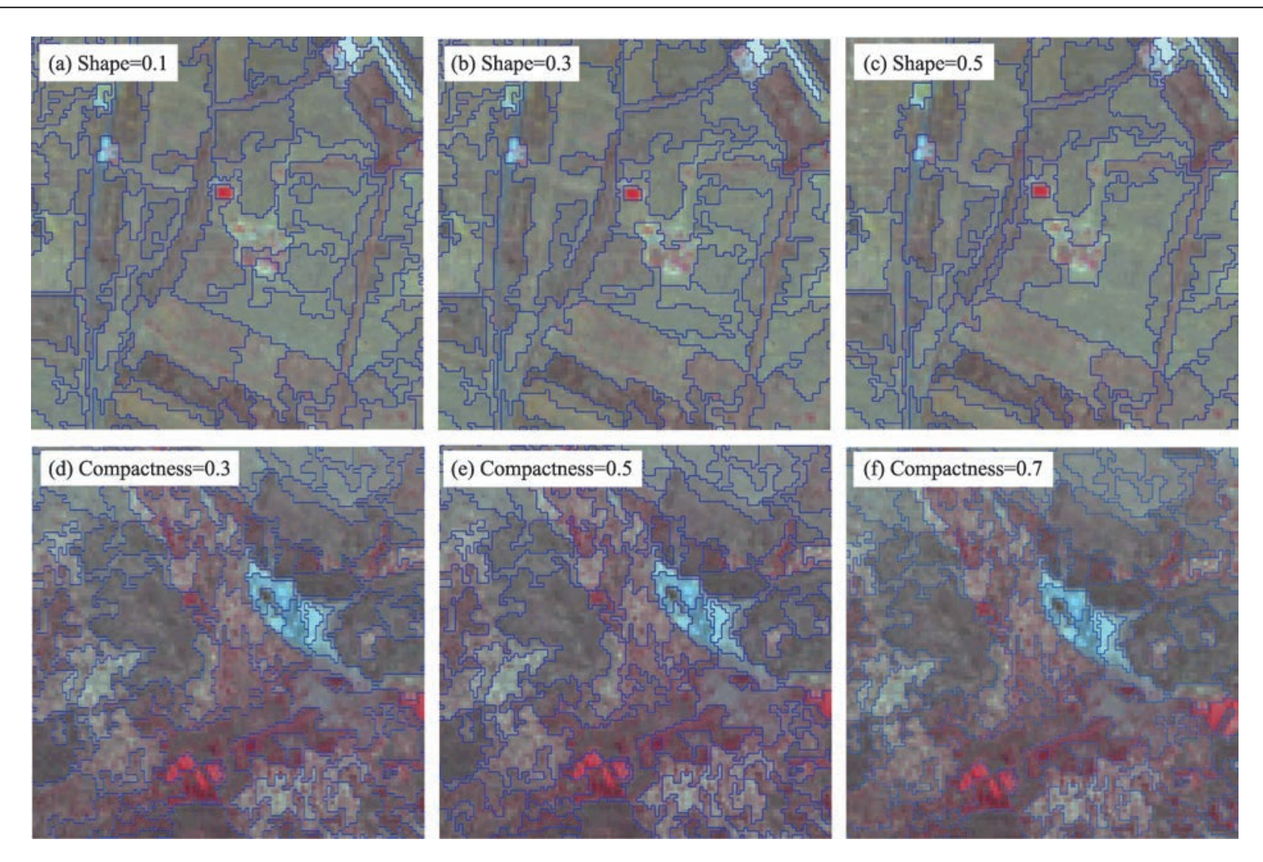


图6 不同紧致度与形状因子配置下分割效果图

Fig. 6 Segmentation effect diagram with different compactness and shape factor configuration

图6b、图6c。随着形状因子的增大,分割后对象边界趋向光滑,但分割图斑也逐渐增大,考虑到研究区植被组分复杂,选择分割结果较为细致实验组,即图6a,Shape=0.1时。在分割尺度100、形状因子参数0.1条件下,将紧致度参数设置成0.3、0.5、0.7做对比,分别对应图6d、图6e、图6f。随着紧致度增加,分割斑块又被进一步细化,考虑到白刺群落和芨芨草群落相间生长,故在此仍选择分割结果较为细致的实验组,即图6f,Compactness=0.7时。

为了进一步研究紧致度和形状因子对分割结果的影响,本文在eCognition原始参数设置基础上(Shape=0.1,Compactness=0.5),选用7月Landsat 8影像4、5、7波段,尺度参数100,分别控制形状因子为0.1条件下,紧致度参数分别为0.1、0.3、0.5、0.7、0.9,以及紧致度参数为0.5条件下,形状因子分别为0.1、0.3、0.5、0.7、0.9时分类精度。

如图7所示,随着紧致度的增加,分类精度呈现先降低后增加的趋势;紧致度在0.1~0.3范围内,整体精度较高,但已呈现下降趋势,在0.5降到最低;随后在0.7时达到最大值。控制紧致度不变,形状

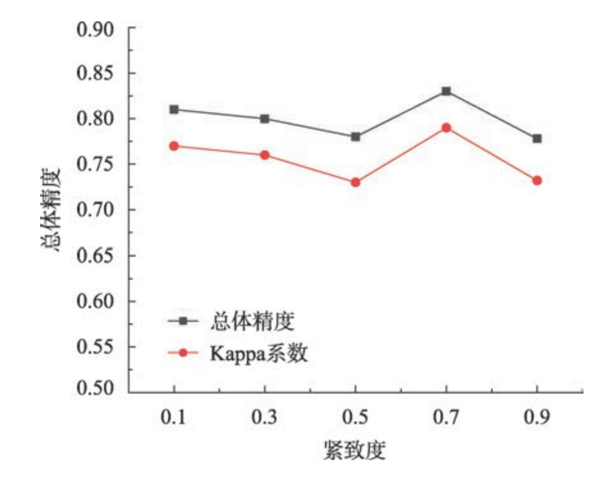


图7 不同紧致度参数下分类精度

Fig. 7 Different compatness parameter setting classification accuracy

因子在0.1~1的范围内按步长0.2取值,分类精度如图8所示,与上述紧致度实验结果不同,总体精度变化缓慢,0.1~0.7范围内没有较大波动,但在0.7~0.9范围内存在突变,此时分类精度较大幅度较低;最大值在0.1处取得。故最终确定紧致度参数为0.7,形状因子为0.1。

chinaXiv:202301.00133v1

ChinaXiv合作期刊

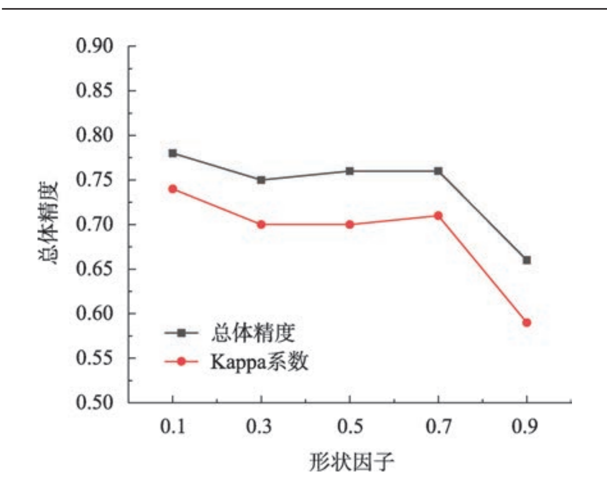


图8 不同形状因子参数下分类精度

Fig. 8 Different shape parameter setting classification accuracy

表6 分类精度

Tab. 6 Classification accuracy table

波段组合	总体精度/%	Kappa 系数
A:4、5、7	75.74	0.71
B:4、5、7+1	81.46	0.78
C:4、5、7+2	82.15	0.79
D:4、5、7+3	80.55	0.77
E:4、5、7+4	83.98	0.81
F:4、5、7+5	79.17	0.75
G:4、5、7+6	79.63	0.76
H:4、5、7+7	78.26	0.75

2.4 精度分析与评价

基于Landsat 8两期多光谱遥感数据,并辅以计算出的NDVI图层,将植被生长季7月31日影像波段4、5、7,以及与非生长季2月12日影像波段1~7分别结合,共计A~G组8种组合方式,利用面向对象分类方法,获得宁夏哈巴湖国家级自然保护区内9种典型植物群落分类结果(表6、表7、图9),并对结果最优组E进行分类结果制图(图10)。

其中,总体分类精度最高的为E组实验:7月31日影像B4、B5、B7波段结合2月21日影像B4波段,总体精度和Kappa系数分别为83.98%和0.81。从其分类结果混淆矩阵反映情况来看,对于单一植物群落精度,杨树、柽柳、黑沙蒿群落生产者精度较高,分别为90.32%、92.10%、100%。芨芨草、白刺、樟子松群落生产者精度较低,分别为46.88%、66.67%、60.00%。从用户精度来看,除芨芨草和白刺群落外,其余植物群落用户精度均大于85%,表明其中错分的现象较少。芨芨草群落中混分了较多的白刺、樟子松、柠条群落,分别占芨芨草群落总样本数的25.81%(8个)、12.90%(4个)和9.68%(3个);柠条与柽柳和樟子松之间也存在互分现象。以上分析表明,使用Landsat 8两期数据能完成研究区植物群落的分类要求,并达到较高精度,也表明面向对象的分类方法综合利用了分类对象光谱、几何等特征,有效的提高了分类精度。

3 讨 论

本文利用多时相Landsat 8数据获得了较高的分类精度,能够满足研究要求,可为保护区大尺度

表7 E组实验分类结果混淆矩阵

Tab. 7 Confounding matrix of experimental classification results in group E

实际地类	参考地类											用户精度
	白刺	芨芨草	柽柳	盐爪爪	沙柳	柠条	榆树	樟子松	黑沙蒿	其他	水体	
白刺	43	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	91.67
芨芨草	0	50	0	0	0	0	0	3	0	0	0	100
柽柳	0	0	43	0	0	33	0	0	1	0	0	92.10
盐爪爪	0	0	0	34	0	0	0	0	0	3	0	91.90
沙柳	0	0	0	0	18	0	0	0	0	0	0	100
柠条	0	0	0	0	1	15	8	4	3	0	0	48.39
榆树	0	0	0	0	2	5	16	1	0	0	0	66.67
樟子松	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	100
黑沙蒿	0	0	3	0	0	0	0	3	41	0	0	87.23
其它	9	2	0	0	3	10	0	2	2	119	2	79.87
水体	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	24	96.00
生产精度	70.97	90.32	92.10	100	75.00	46.88	66.67	60.00	87.23	95.20	92.30	
总体精度:83.98% Kappa系数:0.81												

chinaXiv:202301.00133v1

ChinaXiv合作期刊

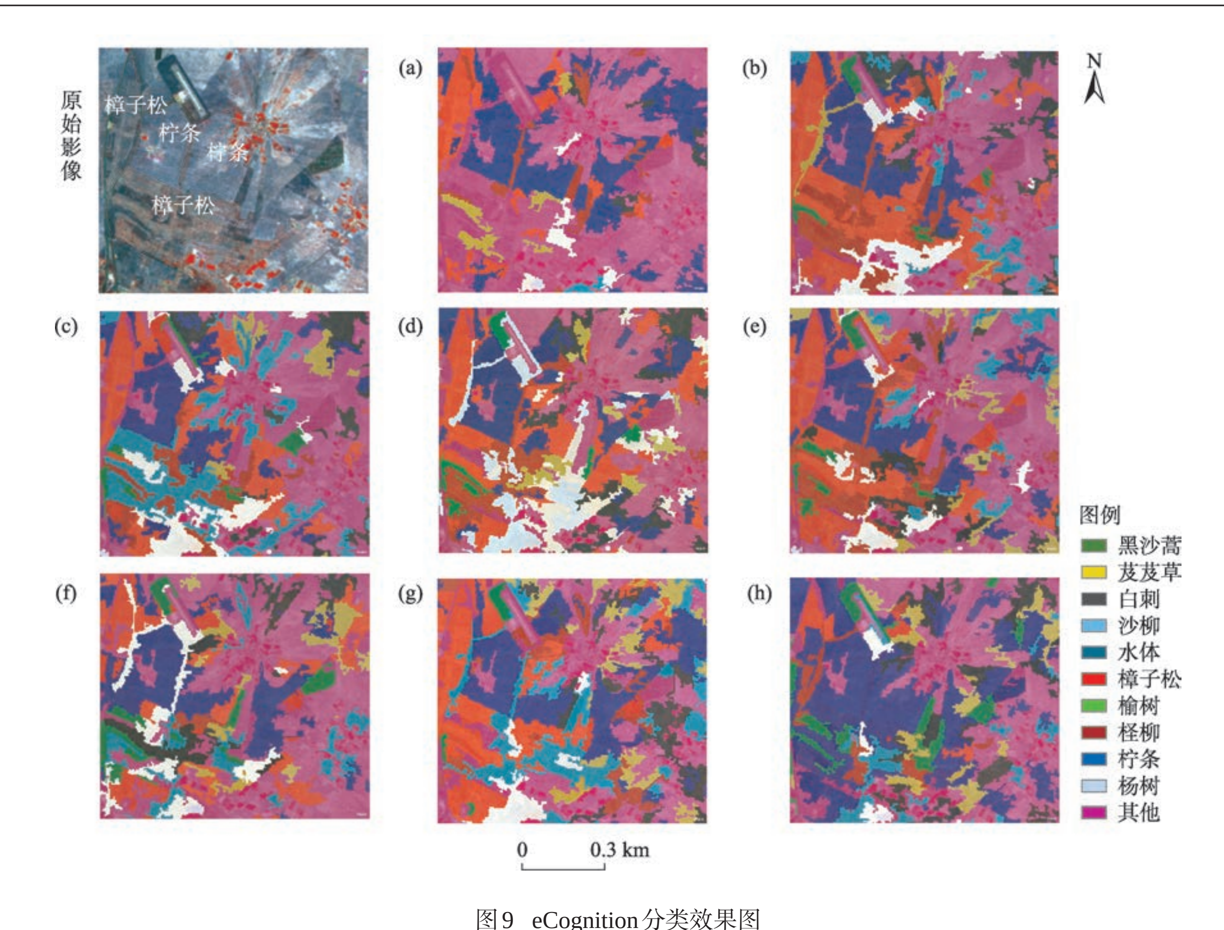


图9 eCognition分类效果图

Fig. 9 Classification rendering of eCognition

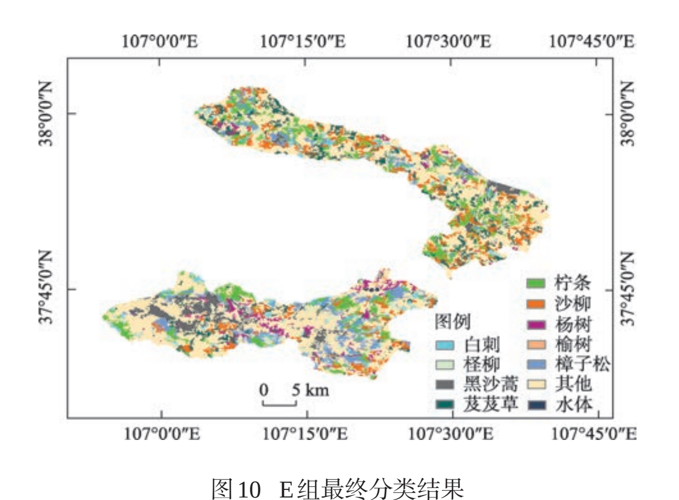


图10 E组最终分类结果

Fig. 10 Group E final classification results

植物群落提取提供方法参考。但由于中分辨率影像纹理信息相对不足，部分植物群落间边界模糊，加之某些植物群落相间生长以及植被生长状态不一致所导致的“同物异谱”现象，容易造成一定的混分误分，如何提高容易混分误分的植物群落分类精度，增加全面多维度遥感信息的典型植物群落识别将是下一步开展的研究工作；本文其他类别中误分数量较大，用户精度较低，分析原因后判定这是由于部分天然分布植物群落的植被覆盖度较低情况下，背景信息对群落边界和植物光谱特征影响较大，而柠条、沙柳等研究区内近些年大量种植的植被分类精度较高，与人工种植方式有利于形成清晰边界、较理想的生境和植被覆盖度有关；本文以图像多尺度分割结合目视判断的方式进行植物群落范围划分，需要高分辨率无人机影像和较丰富的实地调查经验作为支撑，后续研究应进一步总结适用于研究区的多尺度分割参数，减少对主观经验的依赖性；同时，本文仅对基于像元光谱特征和面向对象的最邻近分类方法进行对比研究，而如何借助多种分类器组合提高分类精度值得进一步深入研究。

4 结 论

本文针对植物群落在生长季和非生长季的特性，结合两期影像分析光谱特征，基于面向对象方法实现了多时相影像结合的研究区典型植物群落分类，一定程度上提高了分类精度。得到如下

chinaXiv:202301.00133v1

ChinaXiv合作期刊

chinaXiv:202301.00133v1

结论：

（1）研究区内典型植物群落有不同的光谱特征，总体分类精度随着紧致度和形状因子参数的变化而变化，当形状因子分别为0.1和0.9时，分类精度差值达到最大约12%，随紧致度变化总体分类精度在紧致度参数取0.5和0.7时差值达到最大，在6%左右。

（2）从8组实验的分类结果来看，采用两期影像数据的总体分类精度均高于单期影像数据的总体分类精度，总体分类精度和Kappa系数E组实验最大，分别为83.98%、0.81，相比较仅依据最优三波段（波段4、5、7组合）的分类，分别提高了8.24%和0.10，说明仅采用单期影像部分植物群落间光谱差异不明显，分类效果不佳。

（3）就各分类对象用户精度而言，榆树、杨树、柽柳、黑沙蒿、柠条在光谱特征的表现上区分度较高，同时用户精度也相应较高。

参考文献（References）：

[1] 尼加提·卡斯木, 师庆东, 刘素红, 等. 基于卷积网络的沙漠腹地绿洲植物群落自动分类方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(1): 217−225. [Nijat Kasim, Shi Qingdong, Liu Suhong, et al. Automatic classification method of oasis plant community in desert hinterland based on VGGNet and ResNet models[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1): 217−225.]

[2] 邬亚娟, 刘廷玺, 童新, 等. 基于面向对象的干旱半干旱地区植被分类[J]. 干旱区研究, 2020, 37(4): 1026−1034. [Wu Yajuan, Liu Tingxi, Tong Xin, et al. Vegetation classification in arid and semi-arid areas using an object-oriented method[J]. Arid Zone Research, 2020, 37(4): 1026−1034.]

[3] 张贵花, 王瑞燕, 赵庚星, 等. 基于物候参数和面向对象法的濒海生态脆弱区植被遥感提取[J]. 农业工程学报, 2018, 34(4): 209−216. [Zhang Guihua, Wang Ruiyan, Zhao Gengxing, et al. Extraction of vegetation information in coastal ecological vulnerable areas from remote sensing data based on phenology parameters and object-oriented method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(4): 209−216.]

[4] 刘润红, 梁士楚, 赵红艳, 等. 中国滨海湿地遥感研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(6): 998−1011. [Liu Runhong, Liang Shichu, Zhao Hongyan, et al. Progress of Chinese Coastal Wetland based on remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(6): 998−1011.]

[5] 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748−767. [Chen Zhongxin, Ren Jianqiang, Tang Huajun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748−767.]

[6] Tang Lina, Shao Guofan. Drone remote sensing for forestry research and practices[J]. Journal of Forestry Research, 2015, 26(4): 791−797.

[7] 王鹏, 万荣荣, 杨桂山. 基于多源遥感数据的湿地植物分类和生物量反演研究进展[J]. 湿地科学, 2017, 15(1): 114−124. [Wang Peng, Wan Rongrong, Yang Guishan. Advance in classification and biomass estimation of plants in wetlands based on multi-source remote sensing data[J]. Wetland Science, 2017, 15(1): 114−124.]

[8] 徐凯健, 田庆久, 岳继博, 等. 基于多光谱影像的森林树种识别及其空间尺度响应[J]. 应用生态学报, 2018, 29(12): 3986−3994. [Xu Kaijian, Tian Qingjiu, Yue Jibo, et al. Forest tree species identification and its response to spatial scale based on multispectral and multi-resolution remotely sensed data[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2018, 29(12): 3986−3994.]

[9] Brewer C K, Barber J A, Willhauck G, et al. Multi-source and multi-classifier system for regional landcover mapping[J] .Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data, 2003 : 143−149.

[10] Bross L C. Using Landsat TM Imagery to Monitor Vegetation Change Following Flow Restoration to the Lower Owens River, California[D]. California: Portland State University, 2015.

[11] 付伟, 徐涵秋, 王美雅, 等. 南方红壤典型水土流失区植被分类及植被类型变化的遥感评估——以福建省长汀县河田地区为例[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(3): 546−555. [Fu Wei, Xu Hanqiu, Wang Meiya, et al. Vegetation classification and variation assessment in a typical red soil erosion area in southern China: Hetian, changting country of Fujian Province[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(3): 546−555.]

[12] 章晓洁, 邓艳芬, 张亚超, 等. 利用Sentinel−2A多光谱成像仪与Landsat 8陆地成像仪影像进行普陀山岛植被分类效果比较[J]. 测绘通报, 2019(10) : 97−100. [Zhang Xiaojie, Deng Yanfen, Zhang Yachao, et al. Comparison of vegetation classification performances on Putuoshan island using Sentinel−2A MSI and Landsat 8 OLI images[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(10): 97−100.]

[13] 朱永森, 曾永年, 张猛. 基于HJ卫星数据与面向对象分类的土地利用/覆盖信息提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(14): 258−265. [Zhu Yongsen, Zeng Yongnian, Zhang Meng. Extract of land use/cover information based on HJ satellites data and object-oriented classification[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(14): 258−265.]

[14] 张猛, 曾永年, 朱永森. 面向对象方法的时间序列MODIS数据湿地信息提取——以洞庭湖流域为例[J]. 遥感学报, 2017, 21(3): 479−492. [Zhang Meng, Zeng Yongnian, Zhu Yongsen. Wetland mapping of Donting Lake Basin based on time-series MODIS

ChinaXiv合作期刊

data and object- oriented method[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(3): 479-492.]

[15] 马燕妮, 明冬萍, 杨海平. 面向对象影像多尺度分割最大异质性参数估计[J]. 遥感学报, 2017, 21(4): 566-578. [Ma Yanni, Ming Dongping, Yang Haiping. Scale estimation of object-oriented image analysis based on spectral-spatial statistics[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(4): 566-578.]

[16] 任传帅, 叶回春, 崔贝, 等. 基于面向对象分类的芒果林遥感提取方法研究[J]. 资源科学, 2017, 39(8): 1584-1591. [Ren Chuanshuai, Ye Huichun, Cui Bei, et al. Acreage estimation of mango orchards using object-oriented classification and remote sensing [J]. Resources Science, 2017, 39(8): 1584-1591.]

[17] Douglas G, Goodin. Mapping land cover and land use from object-based classification: an example from a complex agricultural landscape[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(18): 4702-4723.

[18] 向海燕, 罗红霞, 刘光鹏, 等. 基于Sentinel-1A极化SAR数据与面向对象方法的山区地表覆被分类[J]. 自然资源学报, 2017, 32(12): 2136-2148. [Xiang Haiyan, Luo Hongxia, Liu Guangpeng, et al. Land cover classification in mountain areas based on Sentinel-1A polarimetric SAR data and object oriented method[J]. Journal of Nature Resources, 2017, 32(12): 2136-2148.]

[19] 姚金玺, 王浪, 李建忠, 等. 青海诺木洪地区多源遥感及多特征组合地物分类[J]. 农业工程学报, 2022, 38(3): 247-256. [Yao Jinxi, Wang Lang, Li Jianzhong, et al. Multi-source remote sensing and multi-feature combination ground object classification in Nuomuhong areas, Qinghai Province of China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(3): 247-256.]

[20] 罗开盛. 基于面向对象技术的旅游用地遥感识别[J]. 中国科学院大学学报, 2020, 37(4): 490-497. [Luo Kaisheng. Remote sensing identification of tourism land use based on object- oriented technology[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2020, 37(4): 490-497.]

[21] Iabchoon S, Wongsai S, Chankon K. Mapping urban impervious surface using object-based image analysis with WorldView-3 satellite imagery[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2017, 11: 046015.

[22] 马梦茹, 张永彬, 王奕丹. 最佳波段选择的迁西县土地利用信息提取研究[J]. 华北理工大学学报(自然科学版), 2021, 43(3): 20-29. [Ma Mengru, Zhang Yongbin, Wang Yidan. Research on extraction of land utilization information of Qianxi County based on optimum band selection[J]. Journal of North China University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2021, 43(3): 20-29.]

[23] 彭佳亿, 王新军, 朱磊, 等. 基于无人机影像的荒漠地表类型信息提取[J]. 干旱区研究, 2019, 36(3): 771-780. [Peng Jiayi, Wang Xinjun, Zhu Lei, et al. Information extraction of desert surface types based on UVA Image[J]. Arid Zone Research, 2019, 36(3): 771-780.]

[24] 王芳, 杨武年, 王建, 等. 遥感影像多尺度分割中最优尺度的选取及评价[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(3): 623-633. [Wang Fang, Yang Wunian, Wang Jian, et al. Selection and evaluation of the optimal scale in multiscale segmentation of remote sensing images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(3): 623-633.]

[25] 陈喜梅, 王庆国, 王一斐, 等. eCognition在西藏全区草原普查遥感影像信息快速提取中的应用[J]. 中国草地学报, 2017, 39(2): 117-120. [Chen Ximei, Wang Qingguo, Wang Yifei, et al. Application of eCognition to rapidly extract the information form remote sensing image of grassland general investigation in Tibet region[J] . Chinese Journal of Grassland, 2017, 39(2): 117-120.]

[26] 郑琪, 邸苏闯, 潘兴瑶, 等. 基于Rapid Eye数据的北京生态涵养区土地利用分类及变化研究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(5): 1118-1126. [Zheng Qi, Di Suchuang, Pan Xingyao, et al. Study of land use classification and changes in the ecological conservation region of Beijing based on Rapid Eye images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(5): 1118-1126.]

[27] 袁磊, 赵俊三, 陈国平, 等. 面向对象的土地利用多尺度时空数据模型[J]. 测绘科学, 2014, 39(11): 52-56, 71. [Yuan Lei, Zhao Junsan, Chen Guoping, et al. An object-oriented multi-scale spatio-temporal data model for land-use[J]. Science of Surveying and Mapping, 2014, 39(11): 52-56, 71.]

[28] 宋奇, 史舟, 冯春晖, 等. 基于1990—2019年多时相影像的干旱区绿洲景观格局分析[J]. 干旱区研究, 2022, 39(2): 594-604. [Song Qi, Shi Zhou, Feng Chunhui, et al. Analysis of landscape pattern from 1990 to 2019 based on multi-temporal imagery in arid oasis[J]. Arid Zone Research, 2022, 39(2): 594-604.]

chinaXiv:202301.00133v1

ChinaXiv合作期刊

Remote sensing classification characteristics of typical plant communities in the semi-arid areas of eastern Ningxia

PANG Haiwei[1], YU Dian[2], REN Chengbao[2], ZHANG Yu[1], ZHENG Caizhi[1], GUO Jiacheng[1], BIAN Zhen[1], SANG Guoqing[1]

(1. School of water Conservancy and Environment of Jinan University, Jinan 250024, Shandong, China;
2. Administration Bureau of Habahu National Nature Reserve of Ningxia Hui Autonomous Region, Wuzhong 751100, Ningxia, China)

Abstract: The vegetation information extraction technology by remote sensing has been widely used in environmental monitoring and ecological protection. It can be seen that this technology has more important significance and application value in desertification frontier areas, such as arid and semi-arid regions. Taking the Haba Lake National Nature Reserve as the research area, the remote sensing extraction of typical plant communities at the regional scale was studied, verifying the applicability of the extraction of plant communities in this area based on the multi-temporal Landsat8 data. Based on the optimal index factor, the optimal band combination was determined. Simultaneously, combined with the object-oriented classification method, eight groups of classification experiments using single-phase and two-phase images with different band combinations were compared and analyzed to explore the influence of multi-temporal data on classification accuracy. The research results show that: (1) Different segmentation parameter settings influence the classification accuracy. Among these, when the compactness factor and shape factor are 0.7 and 0.1, respectively, the optimal classification effect of the experiment can be achieved. (2) The vegetation planted artificially in a large area of the study area has a better classification effect. Natural mixed plant communities, such as Bletilla striata and Achnatherum splendens, easily cause misclassification and mixed classification. (3) According to the final classification accuracy, the classification of multi-temporal data can significantly improve the classification accuracy. Compared with the overall classification accuracy and Kappa coefficient of single-phase data, the maximum improvement is 8.24% and 0.10, which can effectively improve the extraction accuracy of vegetation information in the study area.

Keywords: object oriented classification; mulit-temporal image; plant community; band combination; classification accuracy; semi-arid areas

chinaXiv:202301.00133v1